

基于深度学习的财务舞弊多维度特征提取与审计预警模型构建

韩 晓

山东滨州烟草有限公司, 山东 滨州 256600

[摘要]随着企业财务数据呈现爆炸式增长和舞弊手段日益复杂化, 传统审计方法在风险识别效率与准确性方面面临严峻挑战。深度学习技术凭借其强大的特征学习与模式识别能力, 为财务舞弊检测提供了新的技术路径。本研究立足于跨学科交叉视角, 致力于构建融合财务指标、非结构化文本和关系网络等多维度特征的智能审计模型, 通过深度神经网络提取高维非线性特征, 实现舞弊风险的早期预警与精准识别, 为现代审计技术创新提供理论支撑与方法借鉴。

[关键词]深度学习; 财务舞弊; 多维度特征提取; 审计预警模型; 构建

DOI: 10.33142/mem.v6i5.17905

中图分类号: F279

文献标识码: A

Multi Dimensional Feature Extraction and Audit Warning Model Construction for Financial Fraud Based on Deep Learning

HAN Xiao

Shandong Binzhou Tobacco Co., Ltd., Binzhou, Shandong, 256600, China

Abstract: With the explosive growth of corporate financial data and the increasing complexity of fraudulent methods, traditional audit methods face severe challenges in terms of risk identification efficiency and accuracy. Deep learning technology, with its powerful feature learning and pattern recognition capabilities, provides a new technological path for financial fraud detection. This study is based on an interdisciplinary perspective and aims to construct an intelligent audit model that integrates multidimensional features such as financial indicators, unstructured text, and relational networks. Through deep neural networks, high-dimensional nonlinear features are extracted to achieve early warning and accurate identification of fraud risks, providing theoretical support and methodological reference for modern audit technology innovation.

Keywords: deep learning; financial fraud; multi dimensional feature extraction; audit warning model; construction

引言

数字经济时代背景下, 财务舞弊行为呈现出隐蔽化、智能化和跨域化的新特征, 这对审计监督体系提出了更高要求。本研究突破传统单维度分析的局限性, 整合企业财务数据、管理层特征和市场舆情等多源异构信息, 运用深度学习算法构建端到端的审计预警框架。通过注意力机制与图神经网络相结合的技术路径, 实现舞弊特征的自动提取与风险传导的可视化呈现, 为提升审计质量与效率提供智能化解决方案。

1 财务舞弊识别与深度学习的理论框架

1.1 财务舞弊识别的理论基石与范式转变需求

财务舞弊识别的理论基础主要源于舞弊风险因子理论、信息不对称理论及信号传递理论。传统模型依赖于审计师的经验假设, 即舞弊会引致特定财务比率异常。然而, 现代舞弊行为具有高度的隐蔽性和复杂性, 舞弊信号微弱且分散于海量结构化与非结构化数据中, 传统线性模型难以捕捉其非线性关联。信息不对称使得外部投资者与审计师处于信息劣势, 而舞弊者会主动规避产生显著预警信号。这催生了识别范式的根本性转变: 从依赖预设规则和人工分析, 转向利用数据驱动方法从大数据中自动学习舞弊模式。深度学习正是实现这一范式转变的关键, 它能够处理

高维、异构数据, 自动发掘难以被人类专家直观发现的复杂风险特征, 为破解信息不对称和识别精心伪装的舞弊提供了全新路径。

1.2 深度学习赋能舞弊识别的内在机理与理论适配性

深度学习模型, 特别是循环神经网络、卷积神经网络及图神经网络, 其内在机理与财务数据特性及舞弊行为特征具有高度的理论适配性。财务数据是典型的多维度时间序列, 循环神经网络擅长捕捉其时序依赖关系, 能识别出如收入平滑、费用资本化等舞弊手段在时间轴上留下的异常轨迹。卷积神经网络则善于从局部特征中提取全局模式, 可应用于分析财务报表附注的文本数据, 识别管理层讨论中存在的模糊或矛盾陈述。更重要的是, 复杂的关联方交易舞弊往往体现为一张错综复杂的网络关系, 图神经网络能精准建模实体间的复杂拓扑结构, 探测出隐秘的利益输送通道。因此, 深度学习并非简单替代传统模型, 其在处理高维非线性关系、序列动态建模和复杂网络结构分析上的理论优势, 使其成为构建新一代智能审计预警系统的核心理论框架。

2 财务舞弊多维度特征体系构建

2.1 超越传统比率的深层指标挖掘

财务量化维度是识别舞弊的基础, 但需超越传统的财

务比率分析,进行更深层次的指标挖掘与关联分析。这包括对利润表、资产负债表和现金流量表三张报表之间的勾稽关系进行精细校验,例如检查营业利润与经营性现金流的长期背离程度、销售收入与应收账款及税费的匹配关系。同时,需关注特定会计科目的异常变动,如其他应收款占比畸高、毛利率显著偏离行业趋势且无法合理解释。此外,应引入基于应计利润的模型,如修正的琼斯模型,量化公司的盈余管理程度。关键是要从静态指标分析转向动态序列分析,考察关键财务指标在时间序列上的波动性、平滑度以及是否出现结构性断点,这些深层特征往往比单一期间的比率值更能揭示财务操纵的迹象。

2.2 决策结构与内部控制有效性的评估

公司治理维度关注公司的决策机制、制衡结构及内部控制环境,这是滋生或抑制舞弊的土壤。该维度需系统评估股权结构,如股权过度集中或存在异常复杂的金字塔结构可能意味着少数股东利益有被侵害的风险。董事会与监事会的构成与运作是核心,包括董事会的独立性、专业委员会的履职情况、高管薪酬与业绩的关联是否异常激励短期行为、关键管理人员尤其是财务负责人的异常变更。内部控制的有效性则体现在审计委员会的活跃度、内部审计职能的独立性以及公司是否存在未整改的重大内部控制缺陷。治理结构的薄弱往往是舞弊发生的预警信号。

2.3 文本情绪与市场反应的信号提取

文本情绪与市场反应的信号提取维度,旨在从海量非结构化文本数据与市场交易行为中识别异常信号,作为量化指标的重要补充。该维度首先对相关主体发布的公告、报告等文本进行自然语言处理分析,量化其语言的模糊程度、情绪倾向及与历史表述的一致性。同时,持续监测新闻、行业分析及社交媒体中涉及目标对象的负面舆情与质疑声量的动态变化。市场反应特征亦被纳入分析,例如重要信息披露后价格的异常波动、专业关注度的非预期下降,以及主要参与者的资金流向异常等。这些基于文本情绪与市场行为的软信息,能够更早地揭示潜在的风险变化,为风险识别提供前瞻性依据。

2.4 交易背景与复杂关系的图谱构建

关联网络维度侧重于通过构建和分析企业间的复杂关系网络来识别隐蔽的关联交易舞弊。利用图数据库技术,将企业、主要股东、实际控制人、董事高管及其关联方构建成一个复杂的股权与控制关系网络。在此基础上,重点分析该网络内的交易行为,如是否存在交易价格显失公允、交易频率异常、资金循环往来等特征。通过图算法计算实体的中心度、识别隐蔽的控制链与利益共同体,可以发现那些刻意隐藏在多层结构之后、未在名义上构成关联方但实际上可能进行利益输送的交易对手。这一维度将分析视角从单个企业扩展到整个生态网络,对识别系统性、合谋性舞弊至关重要。

2.5 宏观趋势与个体表现的战略背离分析

行业生态维度将企业置于更广阔的宏观经济和行业背景中进行审视,评估其战略定位与业务表现是否与行业整体趋势及商业模式常识相背离。这包括分析企业的增长模式、盈利水平与行业平均值的差异及其合理性,在行业下行期是否异乎寻常地保持高增长高利润。同时,关注其供应商与客户集中度是否异常变化、供应链地位与议价能力是否与财报表现匹配。此外,企业重大投资方向与国家产业政策、技术发展趋势是否严重脱节也可能暗示其业务数据的真实性存疑。该维度通过识别个体表现与行业生态的逻辑背离,为判断其业绩真实性提供重要的背景参照系。

3 基于深度学习的舞弊特征提取与预警模型设计

3.1 多源异构数据的融合与预处理

模型设计首要解决多源数据融合问题,财务数据、治理信息、市场舆情和关联网络等异构数据在格式、尺度和频率上存在显著差异。预处理阶段需构建统一的数据管道,对结构化财务数据进行标准化和缺失值处理,对非结构化文本数据采用词嵌入技术转化为数值特征,对图结构数据则进行节点特征提取和网络表征学习。时序对齐是关键环节,需将不同频率的数据统一到相同时间粒度,确保特征时间窗口的一致性。异常值检测与平滑处理能够有效降低数据噪声对模型训练的干扰,为后续深度特征提取奠定高质量数据基础。

3.2 面向时序数据的动态特征提取模块

针对财务数据的时序特性,采用长短期记忆网络和时序卷积网络构建动态特征提取器。LSTM 模块能够有效捕捉财务指标之间的长期依赖关系,识别异常波动模式和时间序列中的结构性变化。TCN 模块通过扩张卷积扩大感受野,并行提取多尺度时序特征,显著提升特征提取效率。注意力机制的引入使模型能够自适应地关注不同时间点,对舞弊识别的重要性差异,自动聚焦于关键风险时段。该模块最终输出表征企业时序行为特征的高维向量,为综合判断提供动态依据。

3.3 非结构化文本的深度语义分析模块

为挖掘财报文本和管理层讨论中的隐藏信息,采用基于 Transformer 的预训练语言模型构建语义分析模块。该模块通过微调 BERT 等模型,学习财务领域的专业词汇和表达习惯,准确捕捉文本中的情感倾向、模糊表述和语义矛盾。利用注意力权重分析不同文本片段的重要性,自动识别可能暗示风险的关键陈述。结合句法分析和实体识别技术,提取与财务异常相关的特定事件和关系,将非结构化文本转化为可量化的风险特征,有效补充传统数值指标的不足。

3.4 复杂关联网络的图结构学习模块

针对关联方交易等复杂关系数据,设计基于图神经网络的特征提取模块。通过构建企业-股东-高管的多层关系

网络,利用图卷积网络聚合节点邻居信息,学习网络中实体的潜在表征。图注意力网络可区分不同关联方的重要性,精准识别具有异常交易模式的关键节点和子图结构。通过随机游走和网络嵌入技术,捕获全局网络拓扑特征,检测异常密集的关联交易集群。该模块能够有效揭示通过复杂股权关系掩盖的利益输送行为,增强对合谋舞弊的识别能力。

3.5 多模态特征融合与动态预警机制

最终阶段设计跨模态特征融合机制,将时序、文本和图结构特征进行有效集成。采用跨模态注意力机制动态评估各维度特征的重要性,实现自适应特征加权融合。基于融合后的综合表征,构建端到端的舞弊风险预警模型,输出随时间变化的动态风险评分。模型引入阈值自动学习机制,根据误报率和漏报率的权衡需求优化预警阈值。同时设计风险传导分析模块,追踪风险评分的变化路径,为审计师提供可解释的决策支持,实现从特征提取到风险预警的闭环处理。

4 模型实证研究与效果评估

4.1 实证研究设计与基准模型对比分析

为科学验证本模型的有效性,研究需选取包含已确认发生风险事件的案例及其配对样本作为实验数据集,时间窗口应覆盖事件发生前足够长的阶段以检验其预警能力。数据需进行严格的预处理以确保质量。实证分析的核心在于将本研究构建的基于深度学习的多维度模型与一系列基准模型进行系统性的对比。这些基准模型应包括传统的统计模型、经典的机器学习模型以及仅使用基础量化特征的浅层神经网络模型。评估指标必须全面,既要包括准确率、精确率、召回率、F1 分数等综合指标,更要特别关注在风险识别场景下至关重要的两个指标:一是针对风险样本的召回率,即模型成功捕捉真实风险事件的能力,避免漏报;二是曲线下面积,它能综合衡量模型在不同决策阈值下的整体分类性能。通过严谨的对比实验,旨在实证检验引入多维度特征与深度学习架构是否显著提升了风险识别的综合效能,特别是早期预警的准确性。

4.2 模型鲁棒性检验与可解释性深度分析

在验证基础性能后,必须对模型进行深入的鲁棒性检验与可解释性分析,这是模型从理论研究走向实践应用的

关键步骤。鲁棒性检验包括时间外样本测试,即使用模型训练时间段之后的新数据来评估其泛化能力,防止过拟合;还包括敏感性分析,通过有意引入一定程度的噪声数据或模拟数据缺失情况,观察模型性能的衰减程度,以检验其在非完美数据环境下的稳定性。更重要的是,模型的可解释性分析。审计预警模型不能是“黑箱”,必须能够为审计师的职业判断提供支持。因此,需要利用 SHAP、LIME 等可解释性 AI 技术,深入分析模型做出特定判断的依据,例如,识别出是哪些具体的财务指标异常、哪些文本情感特征、或哪部分关联网络结构对高风险预测贡献最大。

5 结束语

基于深度学习的财务舞弊多维度特征提取与审计预警模型研究,为应对复杂商业环境下的审计挑战提供了创新思路与方法工具。未来研究应进一步优化多模态数据融合机制,加强模型可解释性研究,完善动态风险预警体系,同时注重审计领域知识与机器学习算法的深度结合。随着技术的持续迭代与应用场景的拓展,智能化审计预警系统将在维护资本市场秩序、防范金融风险方面发挥愈加重要的作用。

[参考文献]

- [1]何子英.基于集成学习与 SHAP 的财务舞弊识别研究[D].江西:江西财经大学,2024.
- [2]孙玉娇.基于深度学习的舞弊识别模型缺陷自动检测方法[J].自动化与仪器仪表,2024(4):97-101.
- [3]梁佳宇,秦诗雨,黄巧琳,等.基于区块链和人工智能技术的企业财务舞弊检测方法研究[J].科技经济市场,2023(9):28-30.
- [4]金艳楠.基于卷积神经网络的审计意见预测模型研究[D].内蒙古:内蒙古财经大学,2023.
- [5]刘丽.基于深度学习的 RPA 审计机器人设计与实现[D].北京:中央财经大学,2022.
- [6]赵纳晖,张天洋.基于 MD&A 文本和深度学习模型的财务报告舞弊识别[J].会计之友,2022(8):140-149.
- [7]吴馨一.基于财经数据时序信息的上市公司财务欺诈识别研究[D].上海:上海财经大学,2021.

作者简介:韩晓(1990.1—),女,本科,中级审计师。